

PEMODELAN RANGKAIAN SUAP BALIK ELMAN BAGI PERAMALAN HARGA RUMAH

SITI MARIYAM HJ. SHAMSUDDIN, SITI ZAITON MOHD
HASHIM & ROZAIDA GHAZALI

*Fakulti Sains Komputer dan Sistem Maklumat
Universiti Teknologi Malaysia*

AZURALIZA ABU BAKAR

*Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat
Universiti Kebangsaan Malaysia*

ABSTRAK

Artikel ini membincangkan satu pendekatan Rangkaian Suap Balik iaitu Rangkaian Elman bagi peramalan harga rumah teres di Kuala Lumpur. Rangkaian Elman dengan algoritma pembelajaran rambatan balik dikaji bagi mencerap kelakuan data perumahan untuk mendapatkan satu model peramalan yang baik. Lapan faktor yang mempengaruhi harga rumah dicadangkan dan diolah sebagai input parameter rangkaian suap balik Elman. Berdasarkan kutipan pembelajaran pada rangkaian Elman terhadap 80% data latihan perumahan, didapati bahawa rangkaian ini berjaya menghasilkan keputusan yang lebih baik dengan kadar pengelasan adalah 97.6% dan penghasilan ralat yang kecil iaitu 0.012744 terhadap 20% data ujian perumahan tahun 1997.

Kata kunci: Rangkaian Suap Balik; rangkaian elman; rangkaian neural piawai; pemodelan; peramalan.

ABSTRACT

This paper discusses an Elman Recurrent Network for terrace house price prediction in Kuala Lumpur. The performance of the network with backpropagation algorithm is experimented and analysed to capture the behaviour of the housing data for better prediction. The prices of the terrace houses are influenced by eight factors and these factors become the input parameters for the network. The results show that the learning performance of

the network implemented on the 80% of training data gives a better classification rate with an accuracy of 97.6% and an error value of 0.012744 on 20% of the 1997 test data.

Keyword: *Recurrent network; elman network; standard neural network; prediction.*

PENGENALAN

Rangkaian Suap Balik (RSB) adalah di antara model yang terdapat di dalam Rangkaian Neural (RN). Ia merupakan satu bidang ilmu yang membantu manusia di dalam membuat peramalan dan pengelasan berdasarkan data lampau.

Industri perumahan merupakan salah satu sektor utama sebagai penyumbang kepada perkembangan ekonomi Malaysia. Apabila proses jual beli rumah berlaku, maka secara tidak langsung ia melibatkan pelaburan harta dan komitmen kewangan yang besar. Oleh yang sedemikian, satu operasi automatik bagi taksiran dan keputusan yang tepat perlu dipergiatkan sebelum urusan niaga jual-beli rumah tersebut berlangsung.

Umumnya, harga rumah berubah mengikut pelbagai keadaan dan masa, dan ini bergantung kepada syarikat perumahan yang mereka bentuk struktur harga. Antara faktor yang mempengaruhi turun naiknya harga rumah ialah pasaran dan permintaan, bekalan bahan binaan, tenaga buruh mahir, harga-harga dan tawaran yang disediakan oleh pesaing, keadaan ekonomi yang tak-linear seperti inflasi, kejatuhan ekonomi, polisi kerajaan dan keadaan sosial. Faktor sebegini amat sukar untuk diramal. Oleh yang demikian, satu mekanisme perlu diwujudkan bagi mengatasi masalah peramalan harga rumah. Penggunaan RN untuk menyelesaikan masalah tak-linear merupakan suatu kelebihan yang terdapat pada model tersebut, yang sukar untuk ditangani oleh kaedah konvensional seperti regresi dan heuristik dalam membuat taksiran peramalan yang tepat dalam melihat kelakuan pergerakan harga rumah (Rossini, 1997).

Terdapat banyak kajian peramalan harga rumah yang telah dijalankan oleh penyelidik menggunakan RN. Antaranya adalah Peramalan Harga Rumah terhadap Kawasan Bandar dan Luar Bandar oleh (Wilson, Paris, Ware & Jenkins, 2002), Permodelan RN dengan pembelajaran rambatan balik dalam Meramal Harga Rumah oleh (Ku Ruhana & Azuraliza, 1998), kajian bagi memperbaiki hasil model RN terhadap Penilaian

Harga Rumah oleh (Rossini, 1998), Penggunaan RN dalam Meramal Indeks Harga Rumah (Rossini, 1997), Penilaian Harga Rumah Menggunakan RN oleh (Grudnitski, 1997) dan Pemodelan Kecerdasan Buatan Terhadap Pasaran Rumah Persendirian di Singapura oleh (Wang & Ho, 1995).

Artikel ini bertujuan membangunkan satu model Rangkaian Suap Balik iaitu Rangkaian Elman (RE) dalam meramal kelakuan harga rumah di sekitar Kuala Lumpur. Struktur RE di dalam kajian ini telah menghasilkan suatu keputusan peramalan yang lebih tepat berbanding dengan struktur RN piawai disebabkan oleh keupayaannya menyimpan, dan mewujudkan satu memori tambahan bagi mencerpak maklumat pada masa lampau.

Kajian ini menggunakan data yang hanya melibatkan rumah teres di Kuala Lumpur sahaja. Lapan parameter digunakan sebagai input kepada RSBE iaitu luas tanah, luas binaan rumah, jenis rumah, jenis pemilikan tanah, usia rumah, jarak dari pusat bandar, kualiti rumah, dan kualiti kawasan persekitaran, dengan satu parameter output iaitu harga rumah. Parameter ini dipilih berdasarkan kepada penilaian piawaian yang dilakukan oleh Institut Penilaian Negara (INSPEN) dalam menghasilkan Indeks Harga Rumah Malaysia.

RANGKAIAN SUAP BALIK (RSB)

RSB telah mula menjadi tumpuan penting di dalam kajian dan pembangunan sejak 1990-an lagi (Fausett, 1994). RSB direka bentuk bagi tujuan pembelajaran corak data berasaskan kepada rawak masa dan jujukan. Satu ciri yang membezakan RSB dengan rangkaian neural piawai adalah hubungannya yang bukan sahaja merambat balik kepada nod tersembunyi atau nod output, tetapi mewujudkan nod konteks bagi menyimpan hasil pembelajaran pada masa lampau.

Mengapa RSB?

RSB hadapan telah terbukti berjaya menyelesaikan masalah yang memerlukan perhitungan fungsi yang statik iaitu fungsi dengan outputnya bergantung kepada nilai input semasa (Fausett, 1994). Di dalam aplikasi sebenar, terdapat banyak masalah yang tidak dapat diselesaikan dengan mempelajari fungsi statik. Ini disebabkan oleh fungsi yang dinilai itu sentiasa berubah pada setiap input yang diterima. Oleh yang sedemikian, suatu pelaksanaan yang lebih realistik diperlukan dengan mengambil kira input pada masa lampau ($t-1$) bagi mempengaruhi nilai input semasa.

Pendekatan ini dapat mengaktifkan rangkaian yang menghasilkan input sebelumnya bagi kitaran semula dan seterusnya memberi kesan kepada pemprosesan input pada masa hadapan ($t+1$). Ini membolehkan RSB mengenal pasti corak data tak-linear pada hubungan input-output. Terdapat banyak kajian dan permasalahan yang berjaya diselesaikan dengan RSB. Antaranya ialah *Robotic Control*, *Learning Formal Grammar*, *Speech Recognition*, dan *Stock Market Prediction* (Rodriguez Wiles & Elman, 1999).

Rangkaian Elman (RE)

RE merupakan salah satu RN Suap Balik tiga aras dengan penambahan terhadap nod konteks pada aras input. Nod konteks ini menyimpan nilai keaktifan yang dihasilkan oleh nod pada aras tersembunyi. Pemprosesan maklumat adalah secara jujukan masa, iaitu bagi setiap sela masa, suatu input akan disuap sebagaimana suap hadapan yang lazim.

Hubungan suap balik pada RE yang menyimpan jujukan maklumat pada masa lampau membolehkan RE mengesan dan menghasilkan data pada sela masa yang berbeza. Sela masa pada hubungan ini menyimpan nilai daripada langkah masa ($t-1$), dan digunakan pada pemprosesan maklumat semasa. Walaupun RE diberi input yang sama pada masa yang berbeza, dan mempunyai pemberat dan *bias* yang sama, ia tetap menghasilkan output yang berlainan disebabkan oleh nilai suap balik yang sentiasa berubah pada setiap sela masa.

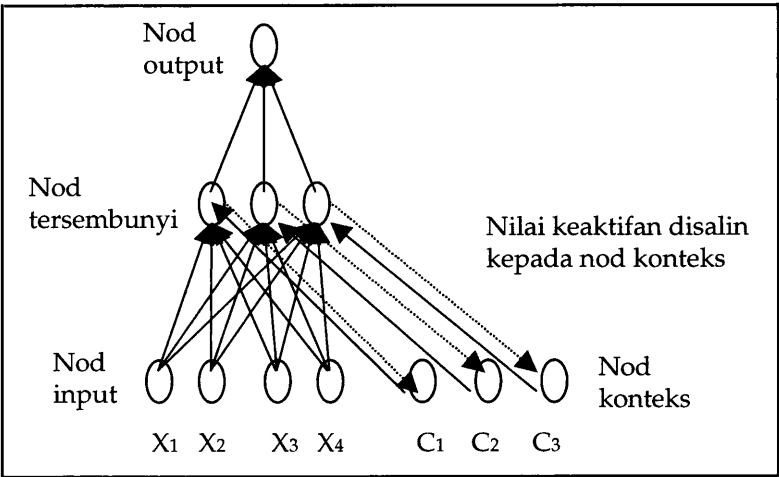
Seni Bina RE

Aras input RE terbahagi kepada dua bahagian, iaitu nod input sebenar, dan nod konteks yang menyimpan nilai salinan keaktifan daripada aras tersembunyi pada masa $t-1$ (Rajah 1). Struktur sebegini membolehkan rangkaian mencerap jujukan pada sela masa yang berbeza. Setiap bulatan mewakili satu set nod. Bilangan unit konteks adalah bersamaan dengan bilangan unit tersembunyi, dan ia dihubungkan secara satu ke satu.

Algoritma Pembelajaran

Algoritma pembelajaran RN piawai membolehkan sesuatu rangkaian itu mempelajari hubungan antara input dan output. Jenis algoritma yang digunakan juga bergantung kepada seni bina rangkaian. Bagi RSB, pada masa t , nilai keaktifan pada nod konteks adalah bersamaan dengan nilai keaktifan (signal output) bagi nod tersembunyi pada masa ($t-1$). Perhitungan nilai keaktifan dari aras konteks ke aras tersembunyi

adalah sama dengan pengiraan nilai keaktifan dari aras input ke aras tersembunyi. Oleh itu, pada setiap sela masa, algoritma pembelajaran bagi RE ini adalah sama seperti algoritma pembelajaran rambatan balik pada rangkaian neural piawai, dengan RE mempunyai perhitungan tambahan pada nod konteks.



Rajah 1
Seni bina rangkaian Elman

PERBEZAAN STRUKTUR DI ANTARA RSB DAN RANGKAIAN NEURAL PIAWAI

Dalam Rangkaian Neural Piawai, vektor input disuap menerusi hubungan pemberat, V :-

$$y_h(t) = f(net_h(t)),$$

dengan

$$net_h(t) = \sum_i^n x_i(t) v_{hi} + \theta_h. \tag{1}$$

Manakala dalam RSB, vektor input disuap menerusi hubungan pemberat V yang digabung bersama dengan nilai keaktifan pada masa $(t - 1)$ menerusi hubungan pemberat, U :-

dengan

$$y_h(t) = f(net_h(t)),$$

$$net_h(t) = \sum_i^n x_i(t) v_{hi} + \sum_h^m y_j(t-1)u_{jh} + \theta_h. \tag{2}$$

Nilai output pada aras tersembunyi bagi RSB disuap kepada aras output menerusi hubungan pemberat, W (Rajah 2) :-

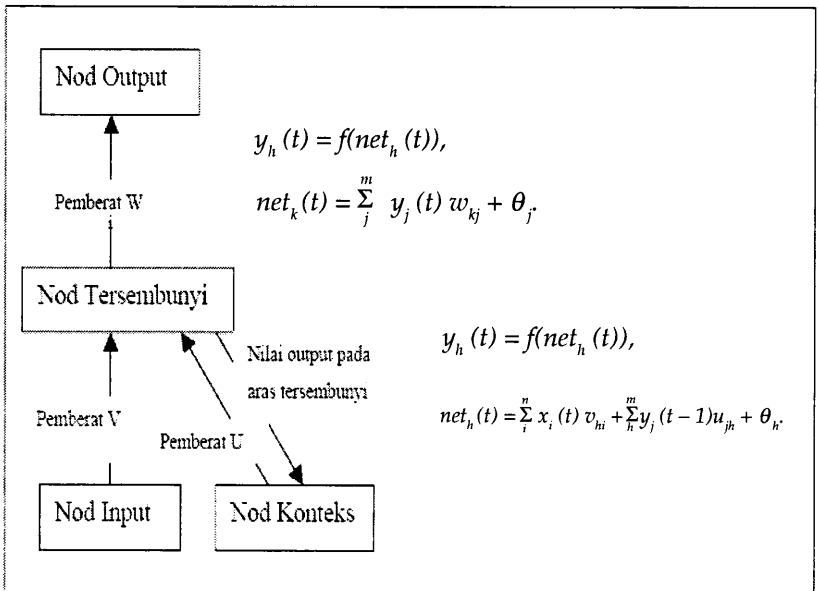
dengan

$$y_h(t) = f(net_h(t)),$$

$$net_k(t) = \sum_j^m y_j(t) w_{kj} + \theta_j, \quad (3)$$

dan,

- k : nod output
- h : nod tersembunyi
- j : nod konteks
- i : nod input
- x : nilai input (*input vector*)
- n : bilangan nod input
- m' : bilangan nod konteks
- θ : *bias*
- f, g : fungsi output
- v : pemberat antara paras input dan tersembunyi
- w : pemberat antara tersembunyi dan output
- u : pemberat antara paras konteks.



Rajah 2
Struktur pembelajaran rangkaian Elman

PERWAKILAN DATA KAJIAN

Data perumahan yang diperoleh adalah daripada tempoh 1994 hingga 1997. Ia dibahagikan kepada dua bahagian, iaitu data latihan sebanyak 300 iaitu 100 bagi setiap tahun (1994,1995, dan 1996) dan 100 data ujian. Sampel data perumahan boleh dirujuk pada Jadual 1.

Jadual 1
Sebahagian Data Perumahan

Tahun	Luas Tanah	Jenis Rumah	Jenis Pemilikan	Luas Rumah	Usia	Jarak	Kualiti Persekitaran	Kualiti Rumah	Harga
1994	149.00	0.67	1	124.20	7	22	0.50	0.50	130000.00
1994	82.000	0.67	1	69.90	8	20	0.50	0.50	85000.00
1994	211.820	0.67	1	195.10	7	16	1.00	1.00	400000.00
1994	81.754	0.67	1	96.21	1	12	0.50	1.00	90000.00
1994	153.290	0.00	1	106.28	0	16	0.50	0.50	98000.00
1994	250.190	0.67	1	171.13	0	12	0.50	0.50	290000.00
1994	120.770	0.00	1	69.49	0	14	0.50	0.50	120000.00
1994	142.803	0.67	0	160.40	0	10	1.00	1.00	328000.00
1994	282.240	0.67	1	213.49	4	16	1.00	1.00	315000.00
1995	142.803	0	0	109.53	10	8	1	1	210000
1995	55.000	0.67	1	80	8	12	0.5	0.5	99000
1995	93.000	0.33	0	45.99	0	15	0.5	0.5	47000
1995	82.000	0.67	1	76.74	7	16	0.5	1	90000
1995	82.000	0.67	1	96.62	0	16	0.5	0.5	98000
1995	153.000	0	1	143.91	0	15	0.5	0.5	135000
1995	157.000	0.67	0	130.44	0	14	1	0.5	211000
1995	86.000	1	0	63.45	0	15	0.5	0.5	68000
1995	133.000	0.67	1	160.26	0	18	0.5	0.5	130000
1995	55.000	0.67	1	57.2	0	12	0.5	0.5	73988
1995	174.000	0	0	136.1	0	20	1	1	160000
1995	164.000	0	1	157.28	0	12	1	1	283000
1996	82.000	0.67	1	97	15	20	0.5	0.5	92000
1996	139.000	0.67	0	141	20	20	0	0.5	150000
1996	167.000	0.67	1	177	15	12	1	0.5	370000
1996	55.000	0.67	1	93	12	8	0.5	0.5	140000
1996	164.000	0.67	0	199	17	15	0.5	0.5	220000
1996	200.000	0.67	0	161	15	12	0.5	0.5	325000
1996	153.000	0.67	1	159	10	11	0.5	0.5	275000
1996	153.000	0.67	1	199	20	16	0.5	0.5	232000
1996	133.000	0	1	69	2	18	1	1	125000
1996	212.000	0.67	0	172	6	15	1	1	373000
1996	143.000	0.67	0	141	18	16	0.5	0.5	180000
1996	112.000	0.67	1	115	7	20	1	1	250000

Data latihan dipecahkan pula kepada dua bahagian secara rawak, iaitu data latih 1 sebanyak 240 data (80%), dan data ujian sebanyak 60 data (20%). Data latihan disuapkan kepada RE bersama dengan output sasaran. Setiap daripada data tersebut mewakili 8 nod input dan 1 nod output. Ia digunakan untuk melatih rangkaian bagi menjana output yang menghampiri output sasaran dan juga menghasilkan satu set nilai pemberat yang stabil untuk digunakan pada fasa ujian. Manakala 60 data ujian pula suapkan kepada RE tanpa output sasaran. Setiap daripadanya mewakili 8 nod input. Ia bertujuan menguji ketepatan pengelasan dan mendapatkan output yang diramal oleh rangkaian.

100 data ujian sebenar bagi tahun 1997 merupakan data yang baru dan belum pernah diperkenalkan kepada rangkaian. Data ini digunakan untuk menguji model rangkaian yang telah stabil, iaitu rangkaian yang telah dilarikan secara berulang sebelum ini. Model terbaik bagi RE dipilih berdasarkan kepada nilai ralat yang paling minimum.

Pra-pemprosesan data seperti penormalan data merupakan satu langkah yang sangat penting bagi pembelajaran rangkaian. Ini bertujuan untuk mempercepatkan proses penumpuan rangkaian. Memandangkan fungsi keaktifan yang digunakan oleh rangkaian ialah fungsi Sigmoid, maka nilai output yang dijana berada di dalam julat 0 hingga 1. Oleh itu, rumus penjelmaan linear digunakan di dalam proses penskalaan di dalam kajian ini.

Data yang terlibat dengan proses penormalan di dalam kajian adalah data bagi luas tanah, luas binaan rumah, usia rumah, jarak daripada pusat bandar, dan harga rumah. Perwakilan data sebagai input kepada RE adalah seperti berikut :

Jenis rumah :

- 0.25 mewakili teres 1-1½ tingkat,
- 0.50 mewakili teres kos rendah 1-1½ tingkat,
- 0.75 mewakili teres 2-3 tingkat,
- 1.0 mewakili teres kos rendah 2-3 tingkat.

Jenis pemilikan tanah:

- 0.5 mewakili pemilikan tetap,
- 1.0 mewakili sewa-beli.

Kualiti rumah:

- 0.0 mewakili tidak baik
- 0.5 mewakili sederhana
- 1.0 mewakili baik.

Kualiti kawasan persekitaran:

- 0.0 mewakili tidak baik
- 0.5 mewakili sederhana
- 1.0 mewakili baik

HASIL PENGUJIAN RANGKAIAN ELMAN TERHADAP DATA RUMAH

Dalam fasa ujian, nilai pemberat yang digunakan dibaca daripada fail data. Nilai pemberat yang dijana adalah nilai yang terbaik berdasarkan kepada lelaran yang terakhir pada fasa latihan. Bagi tujuan pengujian RE, data ujian disuapkan kepada rangkaian semasa proses pembelajaran. Sekiranya hasil rangkaian tidak memuaskan, semakan serta pembaikan atau reka bentuk semula struktur rangkaian akan dilakukan.

Larian terbaik dipilih berdasarkan Ralat Purata Kuasa Dua (RPKU) yang terendah. Pelaksanaan larian dilakukan secara cuba jaya terhadap bilangan nod tersembunyi, nilai parameter pembelajaran (η) dan momentum (α), nilai ralat maksimum (E_{max}), dan nilai awalan bagi setiap nod konteks. Hasil kajian mendapati bahawa bilangan nod tersembunyi yang bersesuaian adalah 3, 4, dan 5, dengan menghasilkan struktur rangkaian (8:3:1), (8:4:1), dan (8:5:1). Manakala nilai ralat maksimum (E_{max}) adalah 0.007, 0.008, dan 0.009. Nod konteks diberi nilai awalan 0.0 atau 0.5, dan nilai parameter pembelajaran (η) dan parameter momentum (α) berada di dalam julat [0.1, 0.9].

PEMILIHAN MODEL RANGKAIAN ELMAN YANG TERBAIK

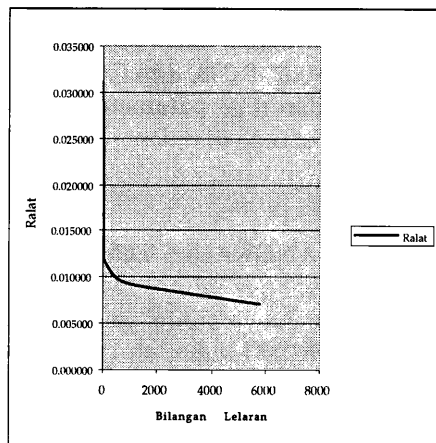
Jadual 2 memperlihatkan bahawa model yang terbaik ialah struktur rangkaian (8:5:1), dengan RPKU terendah iaitu 0.006246. Nilai ralat maksimum E_{max} bagi struktur rangkaian ini adalah 0.007. Ini menunjukkan bahawa semasa fasa latihan dilaksanakan, RE telah berjaya mengurangkan ralat sehingga lebih kecil atau sama dengan nilai ralat maksimu E_{max} . Rajah 3 menunjukkan bilangan lelaran yang digunakan dalam RE iaitu sebanyak 5804.

Jadual 2
Pemilihan Model RE Terbaik

E_{max}	Awalan Nod Konteks	Struktur Rangkaian	Eta & Alpha	MSE	RMS	Bil. Lelaran
0.009	0.5	(8:4:1)	Eta=0.3, Alpha=0.1	0.006693	0.081814	263
0.009	0.0	(8:4:1)	Eta=0.3, Alpha=0.1	0.006693	0.081809	263
0.008	0.5	(8:4:1)	Eta=0.5, Alpha=0.2	0.006499	0.080616	626
0.008	0.0	(8:4:1)	Eta=0.5, Alpha=0.2	0.006534	0.080836	569
0.007	0.5	(8:5:1)	Eta=0.1, Alpha=0.1	0.006246	0.079033	5804
0.007	0.0	(8:5:1)	Eta=0.1, Alpha=0.1	0.006252	0.079067	5833

Nilai pemberat bagi struktur rangkaian terbaik ini digunakan pada fasa pengujian untuk data seterusnya, iaitu bagi data perumahan pada tahun 1997. Berdasarkan kepada Jadual 2, nilai awalan nod konteks tidak banyak mempengaruhi pembelajaran. Ini dapat dilihat pada baris pertama dan kedua di mana nilai RPKD adalah sama walaupun nilai awalan nod konteks berbeza.

Secara keseluruhannya, nilai parameter pembelajaran (η) dan parameter momentum (α) yang rendah iaitu sekitar 0.1 hingga 0.5 berjaya memberikan hasil yang lebih baik. Manakala bilangan nod tersembunyi sebanyak 3 dan 4 merupakan saiz aras tersembunyi yang terbaik di dalam kajian ini.

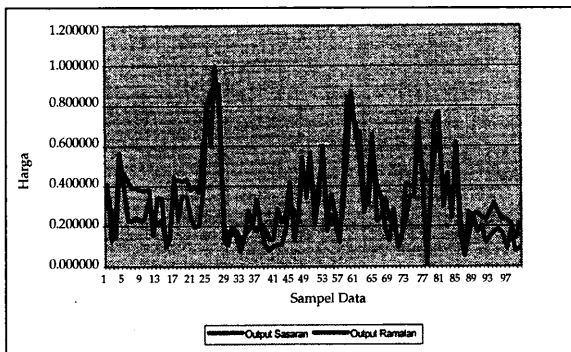


Rajah 3
Bilangan lelaran RE terhadap ralat

HASIL KAJIAN TERHADAP DATA UJIAN

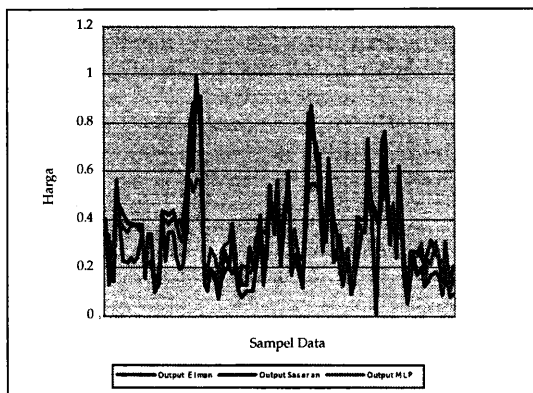
Dengan menggunakan struktur rangkaian (8:5:1) dengan nilai $\eta = 0.1$, $\alpha = 0.1$, dan $E_{max} = 0.007$ sebagai model rangkaian terbaik, larian terhadap data ujian (data 1997) dilaksanakan. RPKD yang diperoleh adalah 0.012744, dan Ralat Purata Puncu Kuasa Dua (*RPPKD*) ialah 0.112887, dan Ralat Purata Keseluruhan (*RPK*) ialah 0.09148. RPKD bagi pengujian terhadap 100 data tahun 1997 iaitu 0.012744, jauh lebih kecil dan baik daripada RPKD yang diperoleh daripada kajian yang dijalankan oleh (Ku Ruhana & Azuraliza, 1998), iaitu dengan RPKD sebanyak 0.014969 menggunakan rangkaian rambatan balik. Rajah 4 menunjukkan hasil peramalan harga rumah yang dijana oleh RE.

Manakala, Rajah 5 dan Jadual 3 menunjukkan perbandingan hasil kajian di antara kajian ini dengan kajian yang telah dijalankan oleh (Ku Ruhana & Azuraliza, 1998) menggunakan rangkaian neural rambatan balik.



Rajah 4

Peramalan harga rumah menggunakan RE



Rajah 5

Perbandingan ramalan oleh RE dan rangkaian rambatan balik

Jadual 3

Perbandingan Harga Rumah

Bil Sampel	Luas Tanah	Jen is Rum ah	Jen is Pemilikan	Luas Rum ah	Usia Ru mah	Jarak ke Bandar	Kualiti Asekitar	Kualiti Rum ah	Harga Ru mah	Output Elman	Output MLP
1	121	0.75	0.5	122	5	12	1	1	245500	230386	217402
2	184	0.25	1	74	14	10	1	1	95000	168204	206592
3	55	0.75	1	85	7	17	1	1	150000	103775	138773
4	262	0.75	0.5	129	7	17	1	1	330000	284836	259652
5	174	0.75	0.5	136	12	16	1	1	230000	274222	236496
6	134	0.75	1	135	0	17	1	1	147750	254221	224503
7	130	0.75	1	127	0	17	1	1	146000	234800	214065
8	130	0.75	1	160	0	18	0.5	1	156000	234759	227959
9	130	0.75	1	160	0	18	0.5	1	146000	229577	227959
10	130	0.75	1	160	0	18	0.5	1	156000	228658	227959
11	227	0.25	0.5	98	17	16	1	1	205000	231505	210900
12	55	0.75	0.5	93	6	18	1	1	151000	108679	123291
13	134	0.75	1	126	0	18	0.5	1	140363	209109	192848
14	134	0.75	1	126	0	18	0.5	1	147750	208016	192848
15	82	0.75	1	55	11	18	0.5	0.5	86000	77817	80879
16	88	0.75	1	88	11	15	0.5	0.5	110000	100244	136332
17	292	0.25	0.5	94	5	16	1	1	264000	253587	229563
18	223	0.75	0.5	120	0	15	1	1	150000	258684	240789
19	161	0.75	0.5	130	2	14	1	1	213500	252591	230918
20	189	0.75	0.5	130	2	14	1	1	212000	260894	243257
21	130	0.75	1	160	0	17	0.5	1	156000	230140	233640
22	133	0.75	0.5	130	3	17	1	1	130000	240517	202044
23	164	0.75	0.5	109	0	17	1	1	133888	224055	191520
24	317	0.75	0.5	160	2	14	1	1	224440	324527	332179
25	167	0.75	1	176	12	10	1	1	465000	446053	328853
26	179	0.25	1	178	18	14	1	1	350000	497760	306318
27	174	0.75	1	160	20	8	1	1	565000	508737	329690
28	178	0.75	1	157	24	8	1	1	440000	516936	330068
29	133	0.25	0.5	75	26	14	0.5	0.5	128000	94724	126666
30	52	0.75	1	80	10	12	0.5	0.5	110000	82742	128361
31	176	0.25	0.5	88	17	16	1	1	130000	128505	177582
32	149	0.25	1	83	27	15	0.5	0.5	120000	102118	155205
33	55	0.75	1	57	8	12	0.5	0.5	97000	65390	103802
34	137	0.25	1	76	23	10	0.5	0.5	105000	106101	168824
35	143	0.25	1	95	28	12	0.5	0.5	175000	123325	183069
36	149	0.25	1	101	28	12	0.5	0.5	130000	139392	192211
37	148	0.75	1	127	34	12	0.5	0.5	120000	204183	232873
38	127	0.25	1	99	24	15	0.5	0.5	140000	126387	161447
39	82	0.75	0.5	88	11	20	0.5	0.5	125000	82435	87300
40	66	0.75	1	62	8	8	0.5	0.5	96000	66890	136775
41	133	0.25	0.5	83	27	14	0.5	0.5	97000	80171	135819
42	82	0.75	0.5	89	16	15	0.5	0.5	180000	83079	119111
43	55	0.75	1	80	10	12	0.5	0.5	143000	82421	129679
44	100	0.75	1	94	8	12	1	1	165000	127514	197195
45	155	0.75	0.5	147	4	14	0.5	0.5	250000	198103	214200
46	184	0.25	1	74	14	10	1	1	95000	168899	216592
47	108	0.75	1	101	7	12	1	1	162888	153416	207849
48	196	0.75	0.5	155	13	6	0.5	0.5	320000	288910	290556
49	106	0.75	1	131	3	15	1	1	210000	234756	220583
50	305	0.75	1	129	10	13	1	1	300000	329829	320715

KESIMPULAN

RSB bersesuaian apabila berhadapan dengan data pembelajaran berasaskan masa seperti data indeks saham yang mempunyai pergerakan data dari hari ke hari. Pergerakan data terhadap peramalan harga rumah yang digunakan di dalam kajian ini adalah dari tahun ke tahun. Hasil kajian memperlihatkan kesan terhadap kelebihan yang ada pada nod konteks yang mampu mempengaruhi pemprosesan data semasa, tidak begitu ketara terhadap data perumahan. Ini mungkin disebabkan oleh faktor pergerakan data yang linear. Walau bagaimanapun, hasil kajian masih lagi dianggap baik dengan ralat yang rendah dan lebih memuaskan berbanding dengan peramalan menggunakan rangkaian rambatan balik.

Keputusan yang lebih baik boleh diperoleh sekiranya kekangan berikut diambil kira. Antaranya adalah pemilihan parameter yang mempengaruhi harga rumah seperti faktor ekonomi, kadar pengangguran, dan keadaan inflasi. Namun begitu faktor sebegini sangat sukar untuk diperoleh kerana memerlukan penglibatan banyak pihak. Di samping itu juga, faktor fizikal sesebuah rumah seperti bilangan bilik tidur, bilik mandi, jenis bahan binaan bumbung, lantai dan dinding, serta bahan binaan dan ketinggian pagar juga perlu diambil kira. Penggunaan data latihan yang mencukupi dan bertabur secara sekata juga dapat membantu meningkatkan keputusan yang lebih baik.

RUJUKAN

- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Network Architecture, Algorithm, and Applications*. New Jersey: Prentice Hall, Inc.
- Grudnitski, G. (1997). *Valuation of Residential Properties using a Neural Network*. IOP Publishing Ltd. & Oxford University Press.
- Ku Ruhana Ku Mahamud, Azuraliza Abu Bakar, & Norita Norwawi. (1998). *Neural network modeling to predict house price performance*. Research Report, School of Information Technology, Universiti Utara Malaysia.
- Rossini, P. (1997). *Application of Artificial Neural Networks to the Valuation of Residential Property*. 3rd Pacific RIM Real Estate Society Conference, New Zealand.
- Rossini, P. (1998). Improving the result of ANN Models for residential valuation. *Proceeding of the 4th Annual Pacific – Rim Real Estate Society Conference*, Perth, Australia.
- Rodriguez, P., Wiles, J., & Elman, J. L. (1999). A recurrent neural network that learns to counts. *Connection Science*, 11(1), 5-40.

- Wang, H. & Ho, K. H. (1995). Artificial intelligent modeling of the private housing market in Singapore. *Proceeding of the International Congress on Real Estate*, Singapore, 1-10.
- Wilson, I., Paris, S., Ware, A., & Jenkins, D. (2002). *Residential price forecasting at Regional dan National Levels*. FIG XXII International Congress, Washington, D. C, USA.